

**ANALISIS KLASIFIKASI KREDIT MENGGUNAKAN
REGRESI LOGISTIK BINER DAN RADIAL BASIS
FUNCTION NETWORK DI BANK 'X' CABANG
KEDIRI**

Nama : Sistya Rosi Diaprina
NRP : 1310 100 104
Jurusan : Statistika
Pembimbing : Dr. Suhartono, M.Sc.

ABSTRAK

Kredit macet merupakan salah satu faktor penyebab terjadinya kebangkrutan pada industri perbankan. Dalam dunia perbankan, diperlukan analisis yang mampu mengurangi terjadinya resiko kredit. Penelitian tugas akhir ini bertujuan untuk menganalisis klasifikasi kredit guna mengurangi resiko terjadinya kredit macet di Bank X Cabang Kediri. Metode statistik yang digunakan adalah Regresi logistik Biner dan Radial Basis Function Network. Tahap awal dalam penelitian ini adalah membagi data menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk pembentukan model, sedangkan data testing digunakan untuk menguji seberapa besar ketepatan model yang dibentuk. Hasil analisis menunjukkan bahwa rata-rata ketepatan klasifikasi dengan menggunakan metode Regresi Logistik Biner lebih besar dibandingkan dengan menggunakan metode Radial Basis Function Network. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode Regresi Logistik Biner memiliki ketepatan klasifikasi yang lebih baik dari pada Radial Basis Function Network untuk kasus klasifikasi kredit di Bank X Cabang Kediri.

Kata Kunci: Regresi Logistik Biner, Radial Basis Function Network, Credit Scoring, Akurasi, Klasifikasi.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

Credit Classification Analysis by Using Binary Logistic Regression and Radial Basis Function Network at Bank ‘X’ Kediri Branch

Name : Sistya Rosi Diaprina
NRP : 1310 100 104
Department : Statistika
Supervisor : Dr. Suhartono, M.Sc.

ABSTRACT

Bad credit is one factor contributing to the bankruptcy of the banking industry. In the banking industry, analysis necessary to reduce the credit risk. This final project aims to analyze credit classification in order to reduce bad credit in the Bank X Kediri Branch. The statistical methods used in this final project are Binary Logistic Regression and Radial Basis Function Network. The first step of this research study is divide data in two part, training data and testing data. Training data will be used to generate model, whereas testing data is needed to measure how the accuracy of the representative model. The results of the analysis showed that the average accuracy of classification by using Binary Logistic Regression method is greater than using Radial Basis Function Network method. It can be concluded that the Binary Logistic Regression method fits better on credit classification case at Bank X Kediri Branch than Radial Basis Function Network method.

Key Words: *Binary Logistic Regression, Radial Basis Function Network, Credit Scoring, Accuracy, Classification.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Logistik Biner

Regresi logistik biner adalah salah satu metode statistik yang biasanya digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon (y) yang bersifat biner atau dikotomis dengan satu atau lebih variabel prediktor (x) yang bersifat metrik atau non-metrik (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Variabel respon y terdiri dari dua kategori yaitu “sukses” dan “gagal” yang dinotasikan dengan $y = 0$ (sukses) dan $y = 1$ (gagal). Sehingga variabel y akan mengikuti distribusi Bernoulli untuk setiap observasi tunggal. Fungsi probabilitas untuk setiap observasi adalah

$$f(y) = \pi^y (1-\pi)^{1-y}; \quad \text{dengan } y = 0, 1$$

dan π adalah probabilitas sukses. Jika $y = 0$ maka $f(y) = (1-\pi)$, dan jika $y = 1$ maka $f(y) = \pi$.

Fungsi regresi logistik dapat dituliskan sebagai berikut

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2.1)$$

dengan

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k.$$

Nilai z antara $-\infty$ dan $+\infty$ sehingga nilai $f(z)$ terletak antara 0 dan 1. Hal ini menunjukkan bahwa model logistik menggambarkan probabilitas atau resiko dari suatu objek. Secara umum, model regresi logistik ditulis dalam bentuk:

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}} \quad (2.2)$$

Pendugaan parameter model regresi logistik dapat diuraikan dengan menggunakan transformasi logit dari $\pi(x)$ yaitu:

$$\ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right).$$

Karena

$$\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} = e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 \dots + \beta_k x_k)} \quad (2.3)$$

maka

$$\ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 \dots + \beta_k x_k. \quad (2.4)$$

Salah satu dari beberapa pendekatan alternatif yang dikembangkan untuk mengestimasi parameter dari suatu model adalah dengan menggunakan *Maximum Likelihood (ML) estimation*. *Maximum Likelihood (ML) estimation* dapat digunakan untuk model linear maupun nonlinier. Karena model logistik adalah model yang nonlinier maka metode maximum likelihood lebih cocok untuk digunakan dalam mengestimasi parameter (Kleinbaum & Klein, 2010).

Fungsi likelihood dari parameter yang belum diketahui dinotasikan dengan $L(\beta)$. Dimana β adalah sekumpulan parameter yang belum diketahui yang akan diestimasi pada model. Pada metode ini, menentukan estimasi parameter yang belum diketahui adalah dengan memaksimumkan fungsi likelihood $L(\beta)$. Pada umumnya memaksimumkan fungsi likelihood $L(\beta)$ sama dengan memaksimumkan log dari fungsi likelihood $L(\beta)$. Dasar dari fungsi likelihood yang akan digunakan sebagai estimasi dari nilai β yang dimaksimumkan adalah sebagai berikut (Hosmer & Lemeshow, 2000):

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1-\pi(x_i))^{1-y_i} \quad (2.5)$$

$$\pi(x_i) = \frac{e^{\left(\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}\right)}}{1 + e^{\left(\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}\right)}} \quad (2.6)$$

dengan keterangan

n : banyaknya observasi

x_i : nilai variabel independen untuk pengamatan ke- i

y_i : nilai variabel respon untuk pengamatan ke- i

Secara matematika, rumus diatas lebih mudah dikerjakan dalam bentuk log yang ditulis sebagai berikut

$$\begin{aligned} \ln[L(\beta)] &= \ln \left[\prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i} \right] \quad (2.7) \\ &= \ln \left\{ \left[\prod_{i=1}^n (1 - \pi(x_i)) \right] \left[\prod_{i=1}^n e^{\left(\log \left(\frac{\pi(x_i)}{(1 - \pi(x_i))} \right)^{y_i} \right)} \right] \right\} \\ &= \ln \left\{ \left[\prod_{i=1}^n (1 - \pi(x_i)) \right] e^{\left\{ \sum_{i=1}^n y_i \log \left(\frac{\pi(x_i)}{(1 - \pi(x_i))} \right)^{y_i} \right\}} \right\} \\ &= \ln \left\{ \left[\prod_{i=1}^n \frac{1}{1 + e^{\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}}} \right] e^{\left\{ \sum_{i=1}^n y_i \log \left(e^{\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}} \right) \right\}} \right\} \\ &= \ln \left\{ \left[\prod_{i=1}^n \left(1 + e^{\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}} \right)^{-1} \right] e^{\left\{ \sum_{j=0}^k \left(\sum_{i=1}^n y_i x_{ij} \right) \beta_j \right\}} \right\} \end{aligned}$$

$$= \sum_{j=0}^k \left(\sum_{i=1}^n y_i x_{ij} \right) \beta_j - \sum_{i=1}^n \ln \left(1 + e^{\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}} \right) \quad (2.8)$$

Nilai β maksimum didapatkan melalui turunan $\ln[L(\beta)]$ terhadap β dan hasilnya di sama dengan nol.

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_j} = \sum_{i=1}^n y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^n x_{ij} \left(\frac{e^{\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}}}{1 + e^{\sum_{j=0}^k \beta_j x_{ij}}} \right) \quad (2.9)$$

maka $\sum_{i=1}^n y_i x_{ij} - \sum_{i=1}^n x_{ij} \hat{\pi}(x_i) = 0$ dengan $j = 0, 1, \dots, k$

Metode yang digunakan untuk mengestimasi varians dan kovarians melalui teori *MLE (Maximum Likelihood Estimation)* menyatakan bahwa estimasi varians dan kovarians didapatkan dari turunan kedua $\ln[L(\beta)]$. Turunan kedua dari $\ln[L(\beta)]$ adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_j \partial \beta_u} = - \sum_{i=1}^n x_{ij} x_{iu} \pi(x_i) (1 - \pi(x_i)); \text{ dengan } j, u = 0, 1, \dots, k$$

Sehingga didapatkan matrik varians kovarians dari estimasi parameter sebagai berikut (Agresti, 1990):

$$\hat{\text{Cov}}(\hat{\beta}) = \left\{ \mathbf{x}^T \text{diag}[\hat{\pi}(x_i)(1 - \hat{\pi}(x_i))] \mathbf{x} \right\}^{-1} \quad (2.10)$$

dengan

$$\mathbf{x}^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ \cdots & \cdots & & \cdots \\ x_{1k} & x_{2k} & \cdots & x_{nk} \end{bmatrix}$$

$\text{Diag} [\hat{\pi}(x_i)(1 - \hat{\pi}(x_i))]$ merupakan matrik diagonal $(n \times n)$ dengan diagonal utamanya $[\hat{\pi}(x_i)(1 - \hat{\pi}(x_i))]$. Estimasi standar error dari taksiran parameternya didapatkan melalui akar kuadrat dari

elemen diagonal utamanya. Dalam mendapatkan nilai taksiran β digunakan metode iterasi newton rapshon dengan rumus sebagai berikut:

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} - (\mathbf{H}^{(t)})^{-1} \mathbf{q}^{(t)} \text{ dengan } t=1,2,\dots \text{ sampai konvergen, (2.11)}$$

dimana
$$\mathbf{q}^T = \left(\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_m} \right).$$

\mathbf{H} merupakan matrik hessian dengan elemennya adalah

$$h_{ju} = \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_j \partial \beta_u},$$

dengan

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1m} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{m1} & h_{m2} & \cdots & h_{mm} \end{bmatrix}.$$

Untuk setiap iterasi berlaku :

$$\begin{aligned} h_{ju}^{(t)} &= \frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_j \partial \beta_u} \bigg|_{\beta^{(t)}} = - \sum_{i=1}^n x_{ij} x_{iu} \pi(x_i)^{(t)} (1 - \pi(x_i)^{(t)}) \\ q_j^{(t)} &= \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_j} \bigg|_{\beta^{(t)}} = \sum_{i=1}^n (y_i - \pi(x_i)^{(t)}) x_{ij} \\ \pi(x_i)^{(t)} &= \frac{e^{\left(\sum_{j=0}^m \beta_j^{(t)} x_{ij} \right)}}{\left(1 + e^{\left(\sum_{j=0}^m \beta_j^{(t)} x_{ij} \right)} \right)} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Dari persamaan (2.12) diperoleh

$$\beta^{(t+1)} = \beta^{(t)} + \left\{ \mathbf{x}^T \mathbf{Diag} \left[\pi(x_i)^{(t)} (1 - \pi(x_i)^{(t)}) \right] \mathbf{x} \right\}^{-1} \mathbf{x}^T (y - \mathbf{a}^{(t)}) \quad (2.13)$$

dengan $\mathbf{a}^{(t)} = \pi(x_i)^{(0)}$.

Adapun langkah-langkah iterasi dengan menggunakan metode Newton Raphson dapat ditulis sebagai berikut:

1. Menentukan nilai dugaan awal β^0 . Setelah mendapatkan nilai dugaan awal kemudian dengan menggunakan persamaan (2.8) didapatkan $\pi(x_i)^{(0)}$.
2. Mencari matrik Hessian H^0 dan vektor q^0 dari nilai $\pi(x_i)^{(0)}$ yang didapatkan pada langkah 1.
3. Selanjutnya untuk $t > 0$ maka proses iterasi dilanjutkan dengan menggunakan persamaan (2.12) dan (2.13) hingga $\pi(x_i)^{(0)}$ dan $\beta^{(t)}$ mencapai konvergen.

2.2 Pengujian Parameter

Setelah mendapatkan estimasi dari parameter dilakukan uji *Wald* yang digunakan untuk mengetahui apakah variabel prediktor berpengaruh signifikan secara parsial. Pada statistik uji *Wald* didapatkan dari pembagian estimasi koefisien dari parameter dengan nilai standar errornya. Pengujian hipotesis ditulis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0$$

dengan $j = 1, 2, \dots, k$

Statistik Uji:

$$W^2 = \frac{\hat{\beta}_j^2}{(SE(\hat{\beta}_j))^2} \quad (2.14)$$

Statistik uji *Wald* menggunakan pendekatan distribusi $\chi^2_{(1)}$ sehingga H_0 ditolak jika $W^2 > \chi^2_{\alpha,1}$ (Kleinbaum & Klein, 2010).

Selain uji *Wald* terdapat uji *likelihood* atau sering disebut dengan *likelihood ratio test*. Uji ini merupakan uji *chi-square* yang menggunakan nilai maksimum *likelihood*. Tujuan dari uji ini adalah untuk mengetahui apakah variabel prediktor berpengaruh signifikan secara serentak.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0$$

dengan $j = 1, 2, \dots, k$

Statistik Uji (Hosmer and Lemeshow, 2000):

$$G = -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{n_1}{n} \right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{n} \right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^n \hat{\pi}_i^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{(1-y_i)}} \right] \quad (2.15)$$

dimana $n_1 = \sum y_i$ dan $n_0 = \sum (1 - y_i)$

Statistik uji G akan mengikuti distribusi chi-square dengan derajat bebas k . Sehingga H_0 ditolak apabila $G > \chi^2_{(k, \alpha)}$.

2.3 Ketepatan Klasifikasi

Cara intuitif dalam menyimpulkan hasil regresi logistik adalah dengan melihat dari tabel klasifikasi. Tabel ini dibuat dengan cara mengklasifikasikan secara silang variabel respon hasil prediksi dengan variabel respon sebenarnya. Jika model memprediksi jumlah anggota kelompok secara akurat maka dianggap memberikan bukti bahwa model ini sesuai (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Dalam menentukan kesalahan klasifikasi dapat diketahui melalui tabel klasifikasi pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Tabel Ketepatan Klasifikasi

Aktual	Prediksi	
	π_1	π_2
π_1	n_{11}	n_{12}
π_2	n_{21}	n_{22}

Dengan keterangan:

n_{11} : jumlah y_i dari π_1 tepat diklasifikasikan sebagai π_1

n_{12} : jumlah y_i dari π_1 salah diklasifikasikan sebagai π_2

n_{21} : jumlah y_i dari π_2 salah diklasifikasikan sebagai π_1

n_{22} : jumlah y_i dari π_2 tepat diklasifikasikan sebagai π_2

Dalam menentukan kesalahan klasifikasi dapat diketahui melalui tabel klasifikasi sebagai berikut (Johnson & Wichern, 2007):

$$\text{Misklasifikasi} = \frac{n_{12} + n_{21}}{n_{11} + n_{22}}$$

2.4 Uji Mean Dua Sampel Independen

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan rata-rata diantara dua populasi atau kelompok data yang independen.

2.4.1 Uji Untuk Varians Sama

Apabila nilai varians sama dari kedua sampel maka hipotesis dari pengujian ini adalah sebagai berikut:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Statistik uji :

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{Sp \sqrt{\left(\frac{1}{n_1}\right) + \left(\frac{1}{n_2}\right)}} \quad (2.16)$$

$$\text{dengan } Sp = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

Tolak H_0 apabila $|T_{\text{hitung}}| > T_{\text{tabel}}(df, \alpha)$ dengan $df = n_1 + n_2 - 2$ atau $p\text{-value} < \alpha$.

2.4.2 Uji Untuk Varians Beda

Apabila nilai varians berbeda dari kedua sampel maka hipotesis dari pengujian ini adalah sebagai berikut:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

Statistik uji :

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\left(\frac{s_1^2}{n_1}\right) + \left(\frac{s_2^2}{n_2}\right)}} \quad (2.17)$$

Tolak H_0 apabila $|T_{\text{hitung}}| > T_{\text{tabel}}(df, \alpha)$

$$\text{dengan } df = \frac{\left[\left(\frac{s_1^2}{n_1}\right) + \left(\frac{s_2^2}{n_2}\right)\right]^2}{\left[\left(\frac{s_1^2}{n_1}\right)^2 / (n_1 - 1) + \left(\frac{s_2^2}{n_2}\right)^2 / (n_2 - 1)\right]} \text{ atau } p\text{-value} < \alpha.$$

2.4.3 Uji Levene

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apakah varian antara kelompok data satu sama dengan kelompok data kedua. Hipotesis dari uji *Levene* adalah sebagai berikut:

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_k^2$$

H_1 : paling sedikit ada satu σ_i^2 yang tidak sama

Statistik uji :

$$w = \frac{(N - k) \sum_{i=1}^k N_i (\bar{Z}_{i.} - \bar{Z}_{..})^2}{(k - 1) \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (Z_{ij} - Z_{i.})^2} \quad (2.18)$$

dengan

Z_i : Median data pada kelompok ke- i

$Z_{..}$: Median untuk keseluruhan data

Tolak H_0 apabila $w > F_{\alpha, k-1, N-k}$ atau $p\text{-value} < \alpha$

2.5 Neural Network

Neural Network atau jaringan saraf tiruan ditemukan pertama kali pada tahun 1943 oleh McCulloch dan Pitts. Jaringan Saraf Tiruan (Neural Network) merupakan pemroses suatu informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. Jaringan syaraf Tiruan dibentuk sebagai generalisasi dari model matematika dan syaraf biologi dengan beberapa asumsi sebagai berikut:

- a. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen yang sederhana (neuron).
- b. Sinyal yang dikirimkan antara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung.
- c. Penghubung antar neuron memiliki bobot yang mampu memperkuat atau memperlemah sinyal.
- d. Dalam penentuan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi yang dikenakan pada jumlahan input yang diterima. Besarnya output dibandingkan dengan batas ambang (Siang, 2005).

Ada beberapa tipe jaringan syaraf, namun hampir semuanya mempunyai komponen-komponen yang sama. Seperti halnya otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa neuron dan ada hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju ke neuron-neuron yang lain. Pada jaringan syaraf, hubungan ini disebut dengan nama bobot (Kusumadewi, 2004). Jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh:

- a. Pola hubungan antar neuron (disebut arsitektur jaringan)
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode training)
- c. Fungsi aktivasi

2.6 Radial Basis Function Network

Pada dasarnya RBFN dibentuk dari 3 lapisan (*layer*) dengan peran yang berbeda. *Input layer* dibuat dari beberapa simpul (*node*) yang menghubungkan ke dalam jaringan. Lapisan kedua

dinamakan hidden layer, yaitu lapisan yang berisi transformasi secara nonlinier dari input layer ke *hidden layer*. Lapisan selanjutnya disebut *output layer* yang bekerja secara linier yang menghasilkan respon yang berasal dari fungsi aktivasi pada *hidden layer*. RBFN digunakan untuk sebuah pola klasifikasi yang kompleks yang diselesaikan dengan mentransformasi ke dalam ruang berdimensi tinggi secara non linier. Diketahui sekelompok data berjumlah N yang dinotasikan x_1, x_2, \dots, x_n yang dibagi ke dalam dua kelas yang berbeda. Misalkan x merupakan sebuah vektor pada ruang berdimensi m_0 . Kemudian vektor $\varphi(x)$ akan memetakan titik pada ruang berdimensi baru yaitu m_1 . Dimana $\varphi(x)$ adalah fungsi aktivasi yang memegang peranan penting pada *hidden layer* (Haykin, 1999).

Radial Basis Function Network (RBFN) didesain untuk membentuk pemetaan secara nonlinear dari variabel input ke unit *hidden layer* dan pemetaan linear dari *hidden layer* ke output. Sehingga secara keseluruhan jaringan ini mempresentasikan sebuah pemetaan dari ruang dimensi m_0 ke ruang dimensi tunggal yang ditulis sebagai berikut

$$S : \mathbb{R}^{m_0} \rightarrow \mathbb{R}^1$$

dimana $s(x) = x^2$, merupakan parabola pada ruang \mathbb{R}^2 . Dalam teori interpolasi jika diberikan N buah titik yang berbeda $\{x_i \in \mathbb{R}^{m_0} | i=1,2,\dots,N\}$ dan memiliki hubungan dengan N buah bilangan sebenarnya $\{d_i \in \mathbb{R}^1 | i=1,2,\dots,N\}$ maka didapatkan fungsi $F: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^1$ adalah fungsi yang memenuhi kondisi:

$$F(x) = d_i, \quad i=1,2,\dots,N \quad (2.19)$$

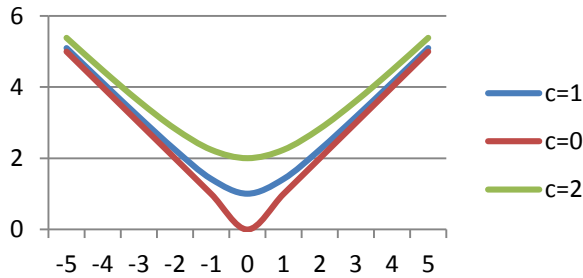
Dalam teknik RBFN dilakukan pemilihan fungsi F sebagai berikut:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N w_i \varphi(\|x - x_i\|) \quad (2.20)$$

Dimana $\{\varphi(\|x - x_i\|) \mid i=1,2,\dots,N\}$ adalah himpunan fungsi nonlinier yang disebut fungsi radial basis dan $\|\cdot\|$ adalah norm jarak *Euclidean*. Menurut teori Micchelli (1986), ada 3 macam fungsi radial basis yaitu:

1. *Multiquadrics*:

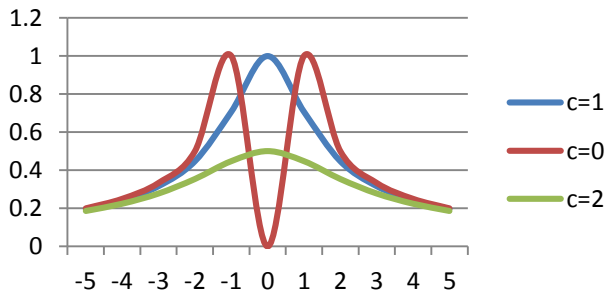
$$\varphi(r) = (r^2 + c^2)^{1/2} \quad (2.21)$$



Gambar 2.1. Grafik *Multiquadric*

2. *Inverse multiquadrics*:

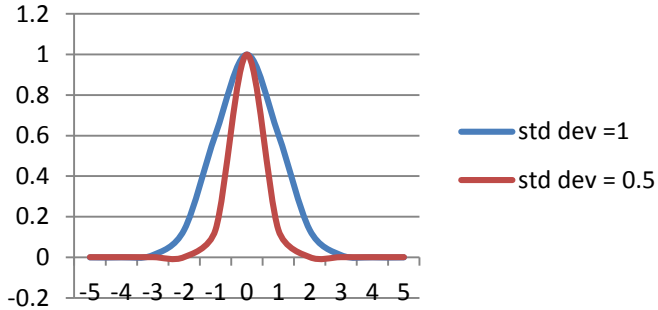
$$\varphi(r) = \frac{1}{(r^2 + c^2)^{1/2}} \quad (2.22)$$



Gambar 2.2. Grafik *Inverse multiquadric*

3. *Gaussian functions:*

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.23)$$



Gambar 2.3. Grafik *Gaussian function*

Dengan mensubstitusi persamaan pada (2.19) ke dalam persamaan (2.20) kita dapatkan bobot $\{w_i\}$ sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} & \cdots & \varphi_{1N} \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \cdots & \varphi_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{N1} & \varphi_{N2} & \cdots & \varphi_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{bmatrix}$$

dimana $\varphi_{ji} = \varphi(\|x_j - x_i\|)$, $(j, i) = 1, 2, \dots, N$

dengan

$$d = [d_1, d_2, \dots, d_N]^T$$

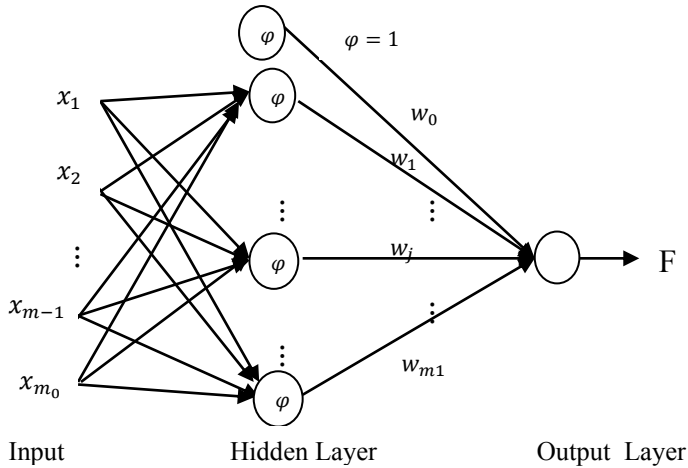
$$w = [w_1, w_2, \dots, w_N]^T$$

Fungsi radial basis yang digunakan adalah fungsi *Gaussian* karena mempunyai sifat yaitu bila input dekat dengan rata-rata (pusat), maka fungsi yang dihasilkan adalah 1, sedangkan bila jauh maka fungsi akan memberikan nilai 0.

Pada proses pemetaan secara linier dari *hidden layer* ke *output*, untuk mendapatkan nilai bobot w dilakukan dengan metode *ordinary least square*. Setelah mendapatkan matrik *Gaussian* yang dinotasikan dengan G , maka nilai bobot w dapat diketahui dari persamaan berikut:

$$w = (G^T G)^{-1} G^T d \quad (2.24)$$

2.7 Arsitektur Radial Basis Function Network



Gambar 2.4. Arsitektur Radial Basis Function Network (Haykin, 1999)

Dari gambar arsitektur jaringan *radial basis function* diatas memiliki penjelasan untuk setiap bagian sebagai berikut. Pada lapisan pertama atau yang disebut dengan *input layer* berisi titik (node) yang disusun dari variabel independen yang berjumlah m_0 . Pada lapisan kedua yaitu hidden layer berisi unit non linier yang menghubungkan secara langsung semua ke titik (node) pada input layer. Pada hidden layer memiliki *hidden unit* untuk masing-masing $x_i, i=1,2,\dots,N$ dimana N adalah jumlah data training. Fungsi aktivasi untuk masing-masing hidden unit disebut fungsi *radial basis* yang dinotasikan sebagai φ_{ji} . Lapisan ketiga adalah output

layer yang berisi unit linier yang terhubung dengan hidden layer. Dengan mengaktifkan fungsi aktivasi *Gaussian* maka didapatkan fungsi *radial basis* ϕ_{ji} yang ditulis sebagai berikut:

$$\phi_{ji} = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2}\|x - x_i\|^2\right) \quad (2.25)$$

Dengan mensubstitusi fungsi radial basis diatas pada persamaan 2.11 maka diperoleh fungsi linier sebagai berikut:

$$F(x) = w_i \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2}\|x - x_i\|^2\right) \quad (2.26)$$

2.8 Pengenalan Pola (klasifikasi) dan Data Mining

Pengenalan Pola adalah suatu disiplin ilmu yang mempelajari cara-cara mengklasifikasikan obyek ke beberapa kelas atau kategori dan mengenali kecenderungan data. Pada aplikasinya obyek-obyek yang bias digunakan berupa pasien, mahasiswa, pemohon kredit, image atau signal atau pengukuran lain yang perlu diklasifikasikan atau dicari fungsi regresinya.

Data Mining atau yang sering disebut dengan *Knowledge Discovery in Database* (KDD), adalah suatu kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar. Keluaran Data Mining ini bisa dipakai untuk memperbaiki pengambilan keputusan di masa depan.

Sampai saat ini banyak teknik yang digunakan dalam kasus Pengenalan Pola, sebagai contoh adalah Regresi, Analisis Diskriminan (LDA), *Artificial Neural Network* (ANN) dan *Support Vector Machine* (SVM) (Santosa, 2007).

2.9 Analisis Kualitas Kredit

Untuk mengetahui kualitas kredit yang akan disalurkan oleh pihak bank, Bank X Cabang Kediri menggunakan konsep 5C sebagai alat pendeteksi.

Adapun keterangan dari metode 5C adalah sebagai berikut:

a. *Character* (Karakter dari calon nasabah/debitur)

Karakter dari calon nasabah/kreditur dapat dinilai dari upaya calon nasabah/kreditur dalam pemenuhan permintaan data yang dibutuhkan oleh perbankan. Secara detail akan diketahui melalui metode wawancara dan kunjungan setempat di tempat usaha atau relasi kerja calon nasabah/debitur.

b. *Capital* (Kemampuan modal usaha yang dimiliki oleh calon nasabah/debitur)

Kemampuan modal usaha nasabah/debitur tidak terbatas pada nominal rupiah yang ditanamkan pada usaha namun perlu memperhatikan informasi perbankan ataupun non perbankan yang dimiliki oleh nasabah/debitur.

c. *Condition* (Kondisi usaha dilihat dari sisi ekonomi makro)

Kondisi usaha dapat diketahui oleh pihak perbankan dengan mempelajari usaha debitur dengan kondisi makro ekonomi tentang usaha tersebut.

d. *Capacity* (Kemampuan calon nasabah/debitur dalam membayar angsuran pinjaman)

Dalam menentukan kemampuan calon nasabah dalam membayar angsuran pinjaman masih berkaitan dengan capital, yaitu apabila calon nasabah/debitur memiliki pinjaman lain di perbankan/non perbankan maka perlu memperhatikan dan memperhitungkan berapa besar kemampuan calon nasabah/debitur. Dalam penentuannya tidak ada acuan pasti berapa besar maksimal total keseluruhan angsuran yang ditetapkan oleh pihak perbankan (umumnya dipakai maksimal 30% dari pendapatan, tidak mutlak). Faktor ini adalah hal yang paling krusial karena merupakan first way out (penyelesaian kredit yg utama).

e. *Collateral* (Jaminan yang digunakan sebagai agunan kredit)

Nilai jaminan digunakan sebagai salah satu penentuan bisa tidaknya kredit diberikan. Jaminan merupakan *second out* apabila suatu ketika terjadi kasus kredit bermasalah/macet.

2.10 Resiko Kredit

Resiko kredit merupakan resiko yang ditanggung oleh bank terkait dengan kemungkinan bahwa pada saat jatuh tempo nasabah gagal memenuhi kewajiban-kewajibannya kepada bank. Di dunia perbankan resiko kerugian karena terjadinya nasabah yang gagal memenuhi kewajibannya tersebut merupakan resiko yang wajar, mengingat hal tersebut terkait dengan bisnis inti bank yaitu *lending-based business*. Namun apabila para debitur bank memiliki *default rate* yang tinggi dapat menyebabkan permodalan bank tergerus habis. Resiko kredit merupakan salah satu resiko terbesar yang dihadapi perbankan, karena sebagian besar struktur aset yang dimiliki perbankan dalam neracanya adalah berbentuk kredit.

2.11 Credit Scoring

Credit Scoring adalah metode numerik yang digunakan untuk menganalisa berdasarkan file kredit seseorang. *Credit scoring* dilakukan berdasarkan pada informasi laporan kredit yang biasanya bersumber dari biro kredit. Di dunia perbankan *Credit Scoring* seringkali digunakan. Tujuan dari *Credit Scoring* adalah untuk mengevaluasi potensi risiko yang ditimbulkan oleh konsumen yang meminjam uang dan untuk mengurangi kerugian akibat kredit macet. Bank menggunakan *Credit Scoring* untuk menentukan siapa yang memenuhi syarat untuk mendapatkan pinjaman, suku bunga, dan batas kredit. Selain itu, metode ini digunakan untuk menentukan kemungkinan pelanggan yang berpotensi membawa penghasilan terbesar bagi bank. *Credit Scoring* tidak terbatas pada bank saja namun organisasi-organisasi lain, seperti perusahaan telepon selular, perusahaan asuransi, tuan tanah, dan departemen pemerintah juga menggunakan teknik yang sama.

Adapun metode statistik yang telah diaplikasikan pada model *Credit Scoring* adalah analisis regresi, analisis diskriminan, regresi logistik, program linier, Cox's proportional hazard model,

SVM, pohon keputusan, *neural network*, *k-nearest-neighbour* dan *genetic algorithms* (Abdou dan Pointon, 2011).

Penerapan *Credit Scoring* berbeda di setiap negara. Di Amerika menggunakan beberapa metode seperti *Equifax* dan *TranUnion* yang juga diterapkan di negara Kanada. Selain itu, beberapa lembaga menggunakan metode FICO yang dikembangkan oleh *Fair Isaac Corporation*. Di Australia menggunakan metode MARS, CART, CHAID dan *Random Forest*. Sedangkan di Inggris menggunakan metode regresi logistik (Yapputro, 2013).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian yang diuraikan dalam penelitian ini terdiri dari sumber data, identifikasi variabel penelitian, metode analisis dan diagram alir penelitian. Adapun keterangan untuk masing-masing bagian dapat dijelaskan sebagai berikut:

3.1 Sumber Data

Pada penelitian ini unit analisis yang diambil adalah nasabah. Jenis nasabah yang diteliti merupakan nasabah yang diberikan kredit untuk kepentingan usaha. Penelitian ini dimaksudkan untuk memprediksi klasifikasi risiko kredit nasabah kredit Bank X Cabang Kediri melalui metode Regresi Logistik Biner dan *Radial Basis Function Network*. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder nasabah kredit di Bank X Cabang Kediri per 31 Desember 2013 sebanyak 802 nasabah.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah variabel prediktor dan variabel respon pada data nasabah kredit di Bank X Cabang Kediri. Variabel respon pada data nasabah kredit Bank X Cabang Kediri bersifat biner yang terbagi dalam kategori 0 untuk kredit lancar dan 1 untuk kredit macet. Variabel prediktor yang digunakan terdiri dari faktor-faktor yang diduga mempengaruhi jenis kredit nasabah Bank X Cabang Kediri yang berjumlah 11 variabel. Rincian variabel prediktor dan variabel respon adalah sebagai berikut:

Tabel 3.1 Ringkasan Variabel Kredit Bank X Cabang Kediri

No	Variabel	Keterangan	Type
1	Nama Cabang	X ₁	Nominal
2	Produk	X ₂	Nominal
3	Peruntukan Kredit	X ₃	Nominal
4	Maksimum Kredit (juta)	X ₄	Rasio
5	Tunggakan (juta)	X ₅	Rasio
6	Suku Bunga (%)	X ₆	Rasio
7	Jangka Waktu Kredit (tahun)	X ₇	Rasio
8	Lama Kredit (tahun)	X ₈	Rasio
9	Lama Usaha (tahun)	X ₉	Rasio
10	Sektor	X ₁₀	Nominal
11	Tipe Perusahaan	X ₁₁	Nominal
12	Jenis Kredit	Y	Nominal

3.3 Definisi Variabel

Berikut ini adalah definisi dari setiap variabel yang digunakan dalam penelitian.

1. Nama Cabang

Di Bank X untuk pengelolaan Unit Kredit Kecil (UKC) diserahkan kepada Sentra Kredit Kecil (SKC). Bank X Cabang Kediri merupakan Sentra Kredit Kecil (SKC) yang membawahi Unit Kredit Kecil (UKC) daerah Blitar, Nganjuk dan Tulungagung.

2. Produk

Ada 3 jenis produk kredit yang ditawarkan oleh Bank X Cabang Kediri yaitu:

a. Modal Kerja

Kredit produktif yang peruntukannya hanya untuk pembiayaan modal usaha, sifat penarikannya bisa lebih dari satu kali asal tidak melebihi batas maksimum kredit.

b. Investasi

Kredit yang peruntukannya hanya untuk pembelian aset/barang dengan sifat penarikannya hanya satu kali saja.

c. Angsuran/ Term Loan

Merupakan kombinasi dari modal kerja dan investasi dimana peruntukannya seperti kredit modal kerja namun sifatnya seperti kredit investasi.

3. Peruntukan Kredit

Ada 3 jenis peruntukan kredit oleh Bank X Cabang Kediri yaitu:

a. BCM (*Branch Bussines Management*)

Pemberian kredit dengan maksimumnya antara 500 juta sampai dengan 20 milyar untuk satu nama nasabah dengan bentuk produk berupa modal kerja, investasi ataupun *term/ loan*.

b. KUR (Kredit Usaha Rakyat)

Pemberian kredit dengan maksimumnya 500 juta dengan produk umumnya adalah investasi.

c. LINKED

Pemberian kredit dengan maksimum sampai dengan 20 milyar untuk satu nama nasabah dengan syarat disalurkan kembali dengan nominal kecil. Bentuk produknya berupa *term/loan* dan pengguna kreditnya jenis koperasi/BPR.

4. Maksimum Kredit

Besaran dari maksimum kredit tergantung dari permohonan nasabah, kecukupan jaminan yang diagunkan, dan nilai usaha yang dibiayai oleh kredit tersebut. Jika pemberian kredit kurang dari yang dibutuhkan maka berakibat usaha akan tersendat dan memungkinkan terjadi kredit macet. Jika pemberian terlalu banyak, maka dimungkinkan akan terjadi penyalahgunaan kredit tersebut.

5. Tunggakan

Merupakan banyaknya tunggakan yang belum dilunasi terhitung setelah tanggal jatuh tempo.

6. Suku Bunga

Untuk pemberian bunga merupakan hasil dari komite kredit, keputusan diambil oleh SKC Kediri.

7. Jangka Waktu Kredit

Jangka waktu kredit dimulai saat penandatanganan perjanjian sampai dengan jatuh tempo.

8. Lama Kredit

Lama kredit adalah lama waktu nasabah menjadi kelolaan di perbankan dengan kata lain lamanya menjadi nasabah.

9. Lama Usaha

Lama usaha dihitung dari awal usaha nasabah berdiri sampai dengan per 31 desember 2013.

10. Sektor Ekonomi

Setiap nasabah kredit yang ada di Bank X dibedakan berdasarkan sektor ekonomi usahanya. Ada 3 jenis sektor ekonomi dari nasabah kredit Bank X yaitu:

- a. Perdagangan , Pertambangan, Konstruksi, Jasa & Pengangkutan
- b. Industri Pengolahan
- c. Pertanian, Perburuan dan & Sarana Pertanian

11. Tipe Perusahaan

Ada 2 jenis tipe perusahaan yaitu Non Grup Usaha dan Grup Usaha. Grup usaha merupakan usaha dari beberapa orang yang yang tergabung dalam organisasi, bentuknya seperti yayasan atau kelompok. Adapun non grup usaha terdiri dari perseorangan, perseroan, komanditer, dan koperasi.

12. Jenis Kredit

Nasabah kredit di Bank X digolongkan menjadi 2 yaitu sebagai Kredit Lancar dan Kredit Macet. Adapun penentuan jenis kredit ini didasarkan pada yag namanya kolektibilitas kredit sebagai berikut:

Tabel 3.2 Kolektibilitas Kredit Di Bank X Cabang Kediri

No	Kolektibilitas	Umur Tunggakan
1	Lancar	0 hari
2	Dalam Perhatian Khusus	1-90 hari
3	Kurang Lancar	91-120 hari
4	Diragukan	121-150 hari
5	Tidak Lancar	Lebih dari 150 hari

Jika ditabelkan maka hasilnya akan seperti berikut ini:

Tabel 3.3 Keterangan Kategori Data Kredit Bank X Cabang Kediri

No	Variabel	Kategori
1	Nama Cabang	0 = SKC Kediri 1 = UKC Blitar & Tulungagung 2 = UKC Nganjuk
2	Produk	0 = Modal Kerja 1 = Term Loan/ Angsuran 2 = Investasi
3	Peruntukan Kredit	0 = KUR 1 = BCM 2 = Linked
4	Maksimum Kredit (juta)	Numerik
5	Tunggakan (juta)	Numerik
6	Suku Bunga (%)	Numerik
7	Jangka Waktu Kredit (tahun)	Numerik
8	Lama Kredit (tahun)	Numerik
9	Lama Usaha (tahun)	Numerik
10	Sektor	0 = Perdagangan, Pertambangan, Konstruksi, Jasa & Pengangkutan 1= Industri Pengolahan 2= Pertanian, Perburuan dan & Sarana Pertanian
11	Tipe Perusahaan	0 = Non Grup Usaha 1 = Grup Usaha
12	Jenis Kredit	0 = Kredit Lancar 1 = Kredit Macet

3.4 Metode Analisis

Metode Analisis yang digunakan pada penelitian ini adalah:

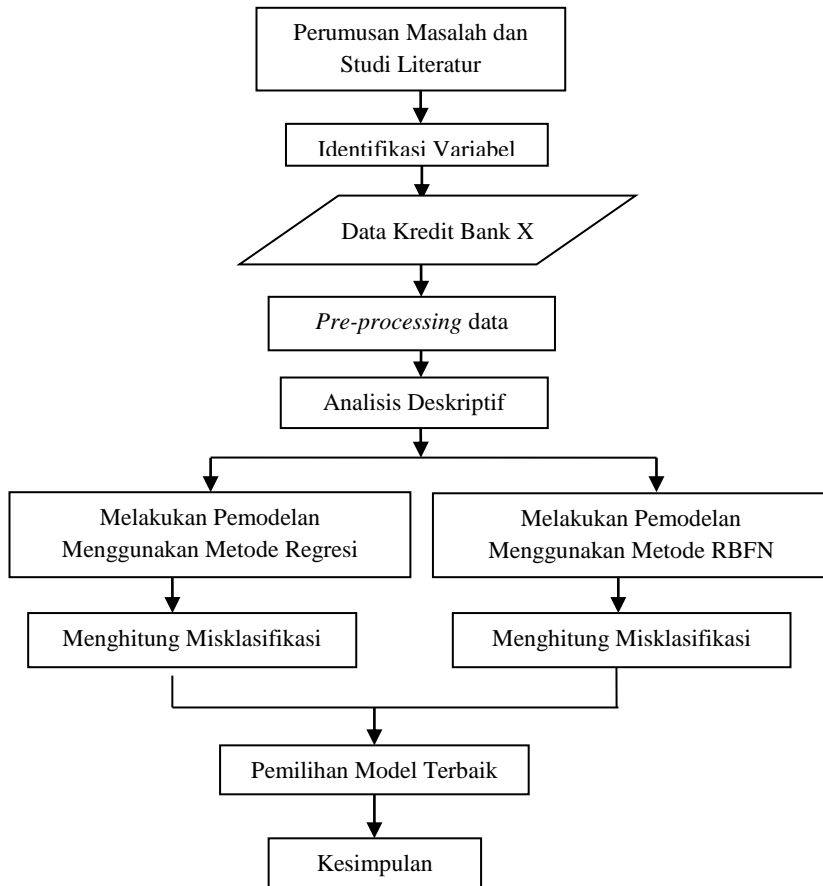
1. Mempersiapkan data kredit yang digunakan dalam metode ini dengan mengelompokkan 70% sebagai data training dan 30% sebagai data testing.
2. Melakukan *Pre-processing* data dengan menganalisis *missing value* terhadap data kredit di Bank X Cabang Kediri.
3. Melakukan analisis secara deskriptif untuk melihat karakteristik nasabah yang mengajukan aplikasi kredit di Bank X cabang Kediri.
4. Melakukan pemodelan klasifikasi menggunakan metode Regresi Logistik Biner, dan *Radial Basis Function Network*. Langkah analisis untuk Regresi Logistik Biner adalah sebagai berikut:
 - a. Mempersiapkan data training.
 - b. Meregresikan variabel respon dengan variabel prediktor secara individu.
 - c. Melakukan pengujian parameter secara parsial.
 - d. Meregresikan variabel respon dengan variabel prediktor secara serentak.
 - e. Melakukan pengujian parameter secara serentak.
 - f. Melakukan pemodelan regresi logistik biner dan membentuk model logitnya.
 - g. Membentuk tabel ketepatan klasifikasi.
 - h. Menghitung misklasifikasi dan ketepatan klasifikasi dari model yang dibentuk.

Langkah analisis untuk *Radial Basis Function Network* adalah sebagai berikut:

- a. Mempersiapkan data training.
- b. Menentukan nilai center dan width dengan metode cluster untuk tiap kelompok data.
- c. Menyusun matrik Gaussian.
- d. Menghitung bobot dengan metode *Ordinary Least Square*.

- e. Membentuk tabel ketepatan klasifikasi.
 - f. Menghitung misklasifikasi dan ketepatan klasifikasi dari model yang dibentuk.
5. Melakukan pemilihan model terbaik.
6. Menarik Kesimpulan.

3.5 Diagram Alir Pelaksanaan Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai analisis Regresi Logistik Biner dan *Radial Basis Function Network* pada data kredit usaha Bank X Cabang Kediri. Sebelum menganalisis, dilakukan *pre processing* data yaitu dengan melihat apakah terdapat *missing value*. Setelah dilakukan pengecekan *missing value* tahap selanjutnya adalah melakukan deskriptif statistik sebagai berikut:

4.1 Deskriptif Statistik

Deskriptif statistik data kredit usaha pada Bank X Cabang Kediri dibagi menjadi dua berdasarkan variabel prediktor yang bersifat kategorik dan variabel prediktor yang bersifat numerik.

4.1.1 Variabel Prediktor Bersifat Kategorik

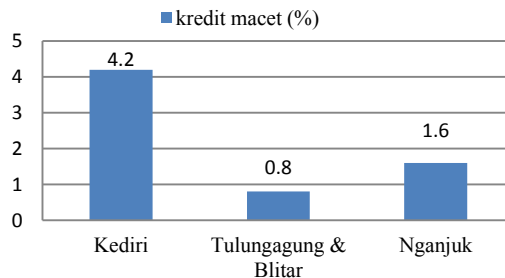
Berdasarkan variabel prediktor yang bersifat kategorik didapatkan jumlah dan proporsi masing-masing jenis kredit yang ditabelkan seperti berikut:

Tabel 4.1 Jumlah & Proporsi Jenis Kredit Untuk Variabel Kategorik

Variabel	N	n(Y=0)	n(Y=1)	P(Y=0)	P(Y=1)
[X1=0]	313	300	13	0,958	0,042
[X1=1]	365	362	3	0,992	0,008
[X1=2]	124	122	2	0,984	0,016
[X2=0]	258	253	5	0,981	0,019
[X2=1]	308	302	6	0,981	0,019
[X2=2]	236	229	7	0,97	0,03
[X3=0]	195	191	4	0,979	0,021
[X3=1]	329	321	8	0,976	0,024
[X3=2]	278	271	6	0,978	0,022

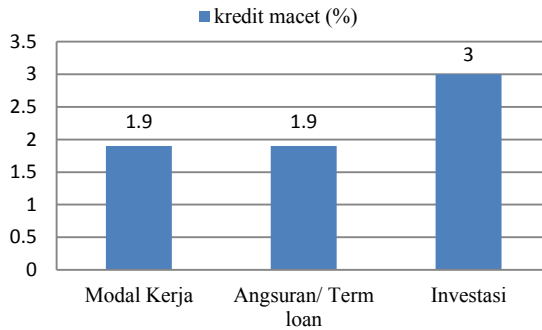
Tabel 4.1 Jumlah & Proporsi Jenis Kredit Untuk Variabel Kategorik (lanjutan)

Variabel	N	n(Y=0)	n(Y=1)	P(Y=0)	P(Y=1)
[X10=0]	670	657	13	0,981	0,019
[X10=1]	49	48	1	0,98	0,02
[X10=2]	83	79	4	0,952	0,048
[X11=0]	784	768	16	0,98	0,02
[X11=1]	18	16	2	0,889	0,111



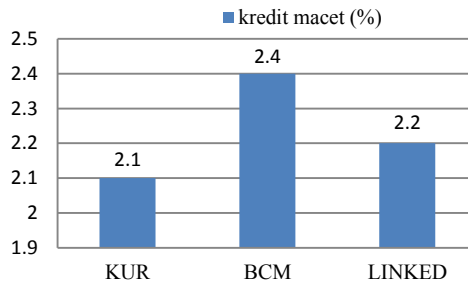
Gambar 4.1 Proporsi Kredit Macet Untuk Variabel Nama Cabang

Berdasarkan Gambar 4.1 diatas didapatkan kesimpulan bahwa prosentase kredit macet dari cabang Kediri adalah sebesar 4,2% dari total nasabah yang berasal dari cabang Kediri. Sedangkan dari total nasabah yang berasal dari cabang Nganjuk sebesar 1,6% mengalami kredit macet. Untuk cabang Tulungagung & Blitar prosentase kredit macet adalah sebesar 0,8% dari total keseluruhan nasabah yang berasal dari cabang tersebut. Sehingga dari ketiga kelompok cabang yang memiliki prosentase kredit macet terbanyak berasal dari cabang kediri.



Gambar 4.2 Proporsi Kredit Macet Untuk Variabel Nama Produk

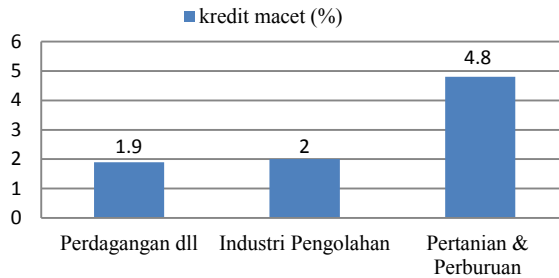
Berdasarkan Gambar 4.2 diatas didapatkan kesimpulan bahwa dari total nasabah yang mengambil produk berupa investasi sebanyak 3% mengalami kredit macet. Sedangkan untuk produk modal kerja dan angsuran/term loan masing-masing sebanyak 1,9% mengalami kredit macet. Dari ketiga produk diatas, prosentase kredit macet terbanyak berasal dari investasi.



Gambar 4.3 Proporsi Kredit Macet Untuk Variabel Peruntukan Kredit

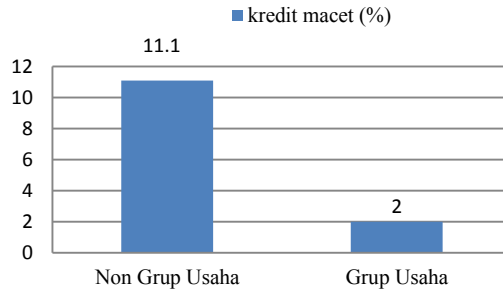
Berdasarkan gambar 4.3 diatas didapatkan kesimpulan bahwa dari keseluruhan total nasabah yang mengambil kredit dengan peruntukan BCM sebesar 2,4% mengalami kredit macet. Sedangkan untuk KUR dan LINKED masing-masing sebanyak 2,1% dan 2,2% mengalami kredit macet. Sehingga dari ketiga kelompok peruntukan kredit yang ada di bank X

cabang Kediri memiliki prosentase kredit macet masing-masing diatas 2%.



Gambar 4.4 Proporsi Kredit Macet Untuk Variabel Sektor

Berdasarkan Gambar 4.4 diatas didapatkan kesimpulan bahwa dari total keseluruhan nasabah kredit Bank X cabang Kediri yang berasal dari sektor pertanian & perburuan, ada sebanyak 4,8% yang mengalami kredit macet. Sedangkan nasabah kredit yang berasal dari sektor industri pengolahan sebanyak 2% mengalami kredit macet. Untuk sektor perdagangan dll (perdagangan, pertambangan, konstruksi, pengangkutan dan jasa) sebanyak 1,9% mengalami kredit macet. Sehingga dari ketiga kelompok sektor diatas yang memiliki prosentase kredit macet terbanyak berasal dari pertanian & perburuan. Untuk prosentase kredit macet terbanyak setelah pertanian & perburuan adalah sektor industri pengolahan dan perdagangan.



Gambar 4.5 Proporsi Kredit Macet Untuk Variabel Tipe Perusahaan

Berdasarkan Gambar 4.5 diatas didapatkan kesimpulan bahwa dari total keseluruhan nasabah kredit yang berasal dari tipe perusahaan berbentuk grup usaha, ada sebanyak 11,1% yang mengalami kredit macet. Sedangkan yang berasal dari tipe perusahaan berupa non grup usaha (komanditer, perseroan, perseorangan dan koperasi) yang mengalami kredit macet adalah sebesar 2%. Sehingga dari dua kelompok tipe perusahaan diatas yang memiliki prosentase kredit macet terbanyak berasal dari tipe perusahaan berbentuk grup usaha.

4.1.2 Variabel Prediktor Bersifat Numerik

Variabel numerik dari penelitian ini adalah maksimum kredit, tunggakan, suku bunga, jangka waktu, lama kredit dan lama usaha. Berdasarkan variabel prediktor yang bersifat numerik didapatkan deskriptif statistik sebagai berikut:

Tabel 4.2 Statistika Deskriptif Untuk Variabel Numerik

Jenis Kredit		N	Mean	Std Deviation
Maksimum Kredit (juta)	kredit lancar	784	1015,53	1807,179
	kredit macet	18	879,30	795,697
Tunggakan (juta)	kredit lancar	784	0,14	1,470
	kredit macet	18	373,89	832,915

Tabel 4.2 Statistika Deskriptif Untuk Variabel Numerik (lanjutan)

Jenis Kredit		N	Mean	Std Deviation
Suku Bunga (%)	kredit lancar	784	11,1568	2,41688
	kredit macet	18	11,0567	3,15579
Jangka Waktu (Tahun)	kredit lancar	784	2,7082	1,55044
	kredit macet	18	3,3889	2,00408
Lama Kredit (Tahun)	kredit lancar	784	3,68	2,082
	kredit macet	18	4,11	1,667
Lama Usaha (Tahun)	kredit lancar	784	5,4731	2,30908
	kredit macet	18	5,9213	1,99744

Dari Tabel 4.2 diatas berisi nilai mean dan standar deviasi untuk setiap kategorik pada variabel respon untuk masing-masing variabel prediktor yang bersifat numerik. Dari kedua nilai mean untuk setiap kategorik pada variabel respon dilakukan pengujian dengan uji mean dua sampel independen. Tujuan pengujian ini untuk melihat apakah rata-rata dari masing-masing variabel numerik untuk setiap kategorik variabel respon (jenis kredit) memiliki perbedaan yang signifikan.

Hasil pengujian sebagai berikut:

Tabel 4.3 Hasil Uji Mean Dua Sampel Independen

Variabel	P-value
Lama Usaha (Tahun)	0,361
Maksimum Kredit (juta)	0,500
Tunggakan (juta)	0,074
Suku Bunga (%)	0,895
Jangka Waktu (Tahun)	0,170
Lama Kredit (Tahun)	0,302

Dengan alpha 20% maka dari keenam variabel prediktor diatas yang signifikan atau tolak H_0 adalah tunggakan dan jangka waktu. Dapat disimpulkan bahwa variabel tunggakan

dan jangka waktu diduga berpengaruh signifikan terhadap variabel respon yaitu jenis kredit.

4.2 Pemodelan Jenis Kredit Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner dan *Radial Basis Function Network*

Sebelum dilakukan analisis menggunakan regresi logistik biner tahapan pertama adalah membagi data menjadi dua kelompok yaitu data *training* dan data *testing*. Dari keseluruhan data akan dibagi menjadi dua yaitu data *training* sebesar 70% dan data *testing* sebesar 30%. Data *training* digunakan untuk tujuan pembentukan model, sedangkan data *testing* digunakan untuk menguji seberapa besar ketepatan klasifikasi dari model yang terbentuk. Adapun pembagian data *training* dan *testing* adalah sebagai berikut:

$$N_{training} = \frac{70}{100} \times 802 \approx 561$$

$$N_{testing} = \frac{30}{100} \times 802 \approx 241 .$$

4.3 Pemodelan Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner

Sebelum dilakukan analisis menggunakan regresi logistik biner maka dilakukan pengujian parameter secara serentak dan individu. Metode pengolahan yang digunakan adalah *Forward Wald*. Pada metode ini semua variabel dimasukkan satu persatu dalam proses. Setiap variabel yang tidak signifikan akan dikeluarkan dari model secara otomatis.

4.3.1 Pemodelan Secara Individu

Pengujian parameter secara individu bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi jenis kredit pada nasabah kredit usaha di Bank X Cabang Kediri secara individu dengan menggunakan uji *Wald*.

Tabel 4.4 Model Regresi Logistik Biner Secara Individu

Variabel	Estimasi Parameter (β)	SE	Nilai Wald	<i>p-value</i>	Exp(β)
X1(1)	-1,462	0,66	4,937	0,026	0,232
X1(2)	-0,446	0,66	0,451	0,502	0,64
Konstanta	-2,944	0,31	90,599	0,000	0,053
X2 (1)	-0,326	0,57	0,331	0,565	0,722
X2 (2)	-0,554	0,64	0,758	0,384	0,575
Konstanta	-3,196	0,39	68,678	0,000	0,041
X3 (1)	0,596	0,69	0,756	0,385	1,815
X3 (2)	0,485	0,72	0,459	0,498	1,624
Konstanta	-3,892	0,58	44,53	0,000	0,02
X4	0,000	0,000	0,261	0,609	1
Konstanta	-3,521	0,27	164,905	0,000	0,03
X5	0,255	0,05	24,526	0,000	1,29
Konstanta	-5,675	0,72	62,611	0,000	0,003
X6	-0,06	0,1	0,34	0,56	0,942
Konstanta	-2,806	1,14	6,025	0,014	0,06
X7	0,025	0,13	0,04	0,842	1,025
Konstanta	-3,556	0,52	46,391	0,000	0,029
X8	0,025	0,13	0,04	0,842	1,025
Konstanta	-3,556	0,52	46,391	0,000	0,029
X9	0,037	0,11	0,115	0,734	1,038
Konstanta	-3,67	0,66	31,008	0,000	0,025
X10 (1)	1,364	0,68	4,065	0,044	3,912
X10 (2)	0,859	0,67	1,659	0,198	2,362
Konstanta	-3,731	0,31	149,553	0,000	0,024
X11 (1)	1,227	0,59	4,289	0,038	3,412
Konstanta	-3,648	0,28	168,578	0,000	0,026

Berdasarkan Tabel 4.4 apabila digunakan tingkat signifikansi α sebesar 20%, didapatkan 3 variabel prediktor yang mempunyai pengaruh signifikan terhadap variabel respon yaitu variabel tunggakan, sektor dan tipe perusahaan. Hal ini menjelaskan bahwa variabel jumlah tunggakan, sektor dan tipe perusahaan secara individu berpengaruh signifikan terhadap variabel jenis kredit usaha di Bank X Cabang Kediri.

4.3.2 Pemodelan Secara Serentak

Pengujian parameter secara serentak bertujuan untuk mengetahui apakah variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap respon secara serentak dengan menggunakan uji *likelihood* atau *likelihood ratio test*.

Dari variabel yang signifikan berdasarkan model regresi secara individu yaitu tunggakan, sektor dan tipe perusahaan didapatkan model regresi secara serentak dengan metode *forward wald* sebagai berikut:

Tabel 4.5 Model Regresi Logistik Biner Dengan 3 variabel yang signifikan

Variabel	Estimasi Parameter (β)	SE	Nilai Wald	P-value	Exp (β)
X5	0,255	0,051	24,526	0,000	1,290
Konstanta	-5,675	0,717	62,611	0,000	0,003

Tabel 4.6 Model Regresi Logistik Biner Dengan Semua Variabel

Variabel	Estimasi Parameter (β)	SE	Nilai Wald	P-value	Exp(β)
X1			0,001	1,000	
X1(1)	-30,944	1080	0,001	0,977	0,000
X1(2)	-32,437	2728	0,000	0,991	0,000
X5	1,054	0,553	3,631	0,057	2,868
Konstanta	-5,427	1,025	28,01	0,000	0,004

Berdasarkan Tabel 4.5 yaitu model regresi logistik biner secara serentak dengan memasukkan ketiga variabel yang signifikan didapatkan model yang signifikan adalah X_5 dengan ketepatan klasifikasi sebesar 99,5%. Sedangkan pada tabel 4.6 yaitu model regresi logistik biner secara serentak dengan memasukkan kesebelas variabel prediktor didapatkan bahwa model yang signifikan adalah X_5 dan variabel X_1 atau nama cabang masuk ke dalam model karena menurunkan nilai misklasifikasi, dengan nilai ketepatan klasifikasi sebesar 99,8%. Sehingga model regresi logistik biner yang digunakan adalah model yang memasukkan kesebelas variabel prediktor secara serentak.

Model peluang regresi logistik yang diperoleh berdasarkan tabel 4.4 di atas adalah:

$$\hat{\pi}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-5,427 - 30,944X_{1(1)} - 32,437X_{1(2)} + 1,054X_5)} \quad (4.1)$$

Dengan menggunakan model peluang tersebut maka dapat dihitung berapa peluang seseorang dikategorikan kredit macet dan kredit lancar sesuai dengan variabel yang digunakan. Model peluang diatas adalah model yang non linier sehingga agar model menjadi linier dilakukan transformasi logit. Adapun transformasi logit sebagai berikut:

$$\hat{g}(x) = -5,427 - 30,944X_{1(1)} - 32,437X_{1(2)} + 1,054X_5 \quad (4.2)$$

4.4 Interpretasi *Odd Ratio*

Dalam menginterpretasi model yang dibentuk dengan menggunakan metode regresi logistik biner bisa dilakukan dengan melihat nilai dari *odd ratio*. Hasil interpretasi *odd ratio* dari keempat variabel yang mempunyai pengaruh signifikan terhadap jenis kredit adalah sebagai berikut:

Tabel 4.7 Nilai *Odd Ratio* dari Variabel Yang Signifikan Terhadap Jenis Kredit

Variabel	Estimasi Parameter (β)	$\text{Exp}(\beta)$ / <i>Odd Ratio</i>
X1(Blitar & Tulungagung)	-1,462	0,232
X1(Nganjuk)	-0,446	0,64
X5(Tunggakan)	0,255	1,29
X10 (Industri Pengolahan)	1,364	3,912
X10 (Pertanian & Perburuan)	0,859	2,362
X11 (1Grup Usaha)	1,227	3,412

Berdasarkan Tabel 4.7 diatas didapatkan penjelasan sebagai berikut:

- Untuk variabel nama cabang yang menjadi *reference* adalah kediri, sehingga pada X1 (Blitar & Tulungagung) dapat dikatakan bahwa kecenderungan nasabah yang berasal dari Blitar & Tulungagung akan menurunkan kecenderungan mengalami kredit macet sebesar 0,2 kali dibandingkan dengan nasabah yang berasal dari kediri. Pada X1 (Nganjuk) dapat dikatakan bahwa kecenderungan nasabah yang berasal dari Nganjuk akan menurunkan kecenderungan mengalami kredit macet sebesar 0,64 kali dibandingkan dengan nasabah yang berasal dari kediri.
- Untuk variabel tunggakan dapat dikatakan bahwa semakin bertambahnya tunggakan satu satuan maka akan menaikkan kecenderungan mengalami kredit macet sebesar 1,29 kali dibanding dengan kredit lancar. Artinya setiap kenaikan nilai tunggakan menyebabkan kenaikan pada peluang terjadinya kredit macet.
- Untuk variabel sektor yang menjadi *reference* adalah sektor perdagangan dll, sehingga pada X10 (Industri Pengolahan) dapat dikatakan bahwa kecenderungan nasabah yang berasal dari sektor industri pengolahan akan menaikkan kecenderungan mengalami kredit macet sebesar 4 kali

dibandingkan dengan nasabah yang berasal dari sektor perdagangan dll. Pada X10 (Pertanian & Perburuan) dapat dikatakan bahwa kecenderungan nasabah yang berasal dari sektor pertanian & perburuan akan menaikkan kecenderungan mengalami kredit macet sebesar 2,3 kali dibandingkan dengan nasabah yang berasal dari sektor perdagangan dll.

- Untuk variabel tipe perusahaan yang menjadi *reference* adalah non grup usaha sehingga pada X11 (Grup Usaha) dapat dikatakan bahwa kecenderungan nasabah yang berasal dari tipe perusahaan Grup Usaha akan menaikkan kecenderungan mengalami kredit macet sebesar 3,4 kali dibandingkan dengan nasabah yang memiliki tipe perusahaan Non Grup Usaha.

4.5 Ketepatan Klasifikasi Dengan Menggunakan Metode Regresi Logistik Biner

Dalam menentukan suatu prediksi pada data yang akan dikategorikan sebagai kredit lancar dan kredit macet dapat dilihat pada tabel klasifikasi. Selain itu tabel klasifikasi juga digunakan sebagai alat ukur dalam menentukan tingkat akurasi dari suatu model yang dibentuk. Ketepatan klasifikasi pada penelitian ini dibagi menjadi dua yaitu pada data training dan data testing.

Ketepatan klasifikasi menggunakan metode regresi logistik biner untuk data training pada penelitian ini adalah:

Tabel 4.8 Tabel klasifikasi untuk metode regresi logistik pada data training

Kategori	Prediksi Y		Prosentase Benar
	Kredit lancar	Kredit macet	
Kredit Lancar	544	0	100
Kredit Macet	1	16	94,1
Total	545	16	99,8

Berdasarkan tabel 4.8 didapatkan penjelasan bahwa jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit lancar secara benar adalah sebanyak 544 nasabah. Sedangkan jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit macet secara benar adalah sebanyak 16 nasabah. Sisanya sebanyak 1 kategori kredit macet yang diklasifikasikan sebagai kredit lancar. Dengan total ketepatan klasifikasi yang diberikan pada data training sebesar 99,8%. Selain prosentase ketepatan klasifikasi dari tabel klasifikasi diatas dapat dihitung nilai misklasifikasi sebagai berikut:

$$\text{Misklasifikasi} = \frac{0+1}{544+16} = 0,00178 \text{ .}$$

Tabel 4.9 Tabel klasifikasi untuk metode regresi logistik pada data testing

Kategori	Prediksi Y		Prosentase Benar
	Kredit lancar	Kredit macet	
Kredit Lancar	240	0	100
Kredit Macet	0	1	100
Total	240	1	100

Dengan memasukkan data testing sebanyak 241 ke dalam model logit pada persamaan (4.2) didapatkan nilai ketepatan klasifikasi seperti pada tabel 4.8 diatas. Berdasarkan Tabel 4.9 didapatkan penjelasan bahwa jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit lancar secara benar adalah sebanyak 240 nasabah. Sedangkan jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit macet secara benar adalah sebanyak 1 nasabah. Dengan total ketepatan klasifikasi yang diberikan pada data testing adalah sebesar 100%.

4.6 Pembentukan Model *Radial Basis Function Network*

Pada model *Radial Basis Function Network* terdiri dari 3 lapisan yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*.

Dalam analisis jaringan fungsi radial basis atau RBFN pada penelitian ini digunakan software spss. Penentuan banyaknya *neuron* yang digunakan pada *hidden layer* didasarkan pada nilai misklasifikasi yang terkecil. Adapun pemilihan jumlah *neuron* diawali dengan memasukkan input sebanyak 2 yaitu X_1 (nama cabang) dan X_5 (tunggakan). Kemudian melakukan analisis RBFN dari jumlah neuron paling kecil sampai jumlah paling besar. Dalam kasus ini jumlah neuron hanya dibatasi sampai dengan 10 saja. Adapun nilai misklasifikasi yang dihasilkan pada masing-masing *neuron* adalah sebagai berikut:

Tabel 4.10 Tabel Misklasifikasi Untuk Masing-masing *Neuron*

Neuron	Misklasifikasi	
	Training	Testing
1	3%	0,4%
2	3%	0,4%
3	2,5%	1,2%
4	1,4%	1,2%
5	1,2%	0,8%
6	1,2%	0,4%
7	1,1%	0,4%
8	0,5%	0,4%
9	0,4%	0%
10	0,9%	0%

Berdasarkan Tabel 4.10 diatas nilai misklasifikasi yang terendah pada yaitu untuk jumlah neuron 9. Sehingga dalam pemodelan dengan metode *Radial Basis Function Network* kali ini menggunakan neuron sebanyak 9. Dengan memasukkan neuron sebanyak 9, didapatkan nilai centroid dan standar deviasi untuk masing-masing variabel prediktor pada setiap hidden unit sebagai berikut:

Tabel 4.11 Nilai Centroid dan Standar Deviasi

Hidden Layer	Centroid				Standar Deviasi
	[X1=0]	[X1=1]	[X1=2]	X5	
H ₁	0	1	0	- 0,092	0,003
H ₂	0	1	0	0,524	-0,040
H ₃	0	0	1	-0,089	0,009
H ₄	1	0	0	- 0,092	0,001
H ₅	1	0	0	-0,0002	0,037
H ₆	1	0	0	0,466	0,039
H ₇	0	1	0	0,305	0,001
H ₈	0	0	1	12,368	0,001
H ₉	1	0	0	9,758	0,001

Berdasarkan Tabel 4.11 didapatkan nilai *centroid* dan standar deviasi yang digunakan dalam perhitungan pada fungsi Gaussian. Misalkan diketahui data ke 802, nasabah kredit bank X berasal dari SKC kediri ($X_1=0$) dan memiliki tunggakan sebesar 122 juta ($X_5=122$) maka fungsi *Hidden layer* yang dibentuk adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 H_1 &= \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\left(\frac{0-0}{0,003} \right)^2 + \left(\frac{122+0,092}{0,003} \right)^2 \right) \right] \\
 H_2 &= \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\left(\frac{0-0}{-0,040} \right)^2 + \left(\frac{122-0,524}{-0,040} \right)^2 \right) \right] \\
 &\vdots \\
 H_9 &= \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\left(\frac{0-1}{0,001} \right)^2 + \left(\frac{122-9,758}{0,001} \right)^2 \right) \right] .
 \end{aligned}$$

Setelah didapatkan perhitungan fungsi Gaussian maka langkah selanjutnya adalah mendapatkan nilai bobot dengan menggunakan metode *ordinary least square*. Nilai bobot yang dihasilkan adalah sebagai berikut:

Tabel 4.12 Bobot dari *hidden layer* ke *output layer*

Hidden Layer	Output Layer	
	Y=0	Y=1
konstanta	0,933	0,067
H ₁	0,067	-0,067
H ₂	-1,906	1,906
H ₃	0,071	-0,071
H ₄	0,164	-0,164
H ₅	-2,147	2,147
H ₆	-1,635	1,635
H ₇	-0,933	0,933
H ₈	-0,933	0,933
H ₉	-0,933	0,933

Berdasarkan Tabel 4.12 diatas maka hasil prediksi yang dibentuk berdasarkan persamaan 2.11 adalah sebagai berikut:

$$\hat{y}_0 = 0,933 + 0,067H_1 - 1,906H_2 + 0,071H_3 + 0,164H_4 - 2,147H_5 - 1,635H_6 - 0,933H_7 - 0,933H_8 - 0,933H_9$$

$$\hat{y}_1 = 0,067 - 0,067H_1 + 1,906H_2 - 0,071H_3 - 0,164H_4 + 2,147H_5 + 1,635H_6 + 0,933H_7 + 0,933H_8 + 0,933H_9$$

4.7 Ketepatan Klasifikasi Dengan Metode RBFN

Sama halnya dengan metode regresi logistik biner, untuk melihat akurasi dari metode RBFN dapat dilihat dari tabel ketepatan klasifikasinya.

Tabel 4.13 Tabel Klasifikasi Untuk Metode RBFN Pada Data Training

Kategori	Prediksi Y		Prosentase Benar
	Kredit lancar	Kredit macet	
Kredit Lancar	544	0	100
Kredit Macet	2	15	88,2
Total	546	15	99,6

Berdasarkan Tabel 4.13 didapatkan kesimpulan bahwa jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit lancar secara benar adalah sebanyak 544 nasabah. Sedangkan jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit macet secara benar adalah sebanyak 15 nasabah. Ada 2 kategori kredit macet yang diklasifikasikan sebagai kredit lancar. Dengan total ketepatan klasifikasi yang diberikan pada data training adalah sebesar 99,6%. Adapun perhitungan dari nilai misklasifikasi adalah sebagai berikut:

$$\text{misklasifikasi} = \frac{2+0}{544+15} = 0,004 \cdot$$

Tabel 4.14 Tabel Klasifikasi Untuk Metode RBFN Pada Data Testing

Kategori	Prediksi Y		Prosentase Benar
	Kredit lancar	Kredit macet	
Kredit Lancar	240	0	100
Kredit Macet	0	1	100
Total	240	1	100

Berdasarkan Tabel 4.14 didapatkan penjelasan bahwa jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit lancar secara benar adalah sebanyak 240 nasabah. Sedangkan jumlah nasabah yang diklasifikasikan ke dalam kategori kredit macet secara benar adalah sebanyak 1 nasabah. Dengan total ketepatan klasifikasi yang diberikan pada data testing adalah sebesar 100%.

4.8 Perhitungan Manual Untuk Mendapatkan Y taksiran pada RBFN

Untuk memudahkan dalam memahami dalam mendapatkan nilai Y taksiran pada metode RBFN dengan menggunakan software SPSS maka akan diberikan perhitungan manual dengan contoh menggunakan variabel X_5 (tunggakan). Jumlah *node* pada *hidden layer* yang memiliki ketepatan klasifikasi optimum adalah 2. Hasil yang didapatkan

dari metode *Radial Basis Function Network* adalah sebagai berikut:

Tabel 4.15 Nilai Centroid dan Standar Deviasi Untuk Variabel Tunggalan

<i>Hidden Layer</i>	<i>Centroid</i>	Standar Deviasi
H ₁	-0,091	0,008
H ₂	2,918	5,314

Berdasarkan tabel 4.15 diatas didapatkan nilai dari masing-masing fungsi Gaussian adalah:

$$H_1 = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x + 0,091}{0,008} \right)^2 \right]$$

$$H_2 = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - 2,918}{5,314} \right)^2 \right] \cdot$$

Misalkan $x = 122$ maka

$$H_1 = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{122 + 0,091}{0,008} \right)^2 \right] = 0$$

$$H_2 = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{122 - 2,918}{5,314} \right)^2 \right] = 0 \cdot$$

Tabel 4.16 Bobot Dari *Hidden Layer* Ke *Output Layer* Untuk Variabel Tunggalan

<i>Hidden Layer</i>	<i>Output Layer</i>	
	Y=0	Y=1
konstanta	-0,073	1,073
H ₁	0,696	-0,696
H ₂	0,444	-0,444

Berdasarkan Tabel 4.16 didapatkan model (\hat{y}) sebagai berikut:

$$\hat{y}_0 = -0,073 + 0,696H_1 + 0,444H_2$$

$$\hat{y}_1 = 1,073 - 0,696H_1 - 0,444H_2$$

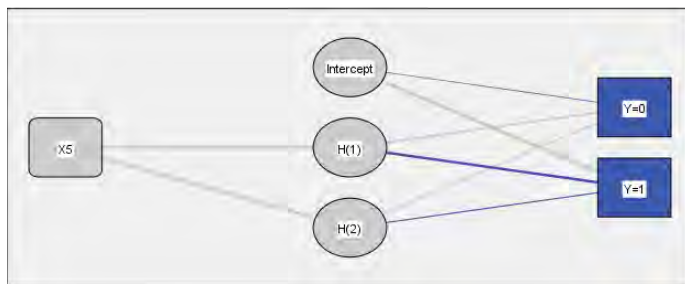
Sehingga dengan mensubstitusikan hasil perhitungan fungsi Gaussian ke dalam model, nilai \hat{y} menjadi

$$\hat{y}_0 = -0,073 + 0,696(0) + 0,444(0) = -0,073$$

$$\hat{y}_1 = 1,073 - 0,696(0) - 0,444(0) = 1,073$$

Dari nilai \hat{y} diatas yang memiliki nilai terbesar adalah \hat{y}_1 sehingga dikategorikan sebagai kredit macet. Artinya seseorang yang mempunyai tunggakan sebesar 122 juta digolongkan sebagai kredit macet.

Adapun arsitektur dari *Radial Basis Function Network* yang terdiri dari 1 variabel prediktor dengan 2 node pada *Hidden Layer* adalah sebagai berikut:



Gambar 4.6 Arsitektur *Radial Basis Function Network* Dengan Dua Node Pada *Hidden Layer*

Berdasarkan gambar 4.6 diatas terlihat jaringan yang dibentuk dari satu *input*, dua *hidden layer* dan satu *output* dengan dua kategori. layer yang terdiri dari dua kategori. Seperti pada awal pembahasan, penentuan banyaknya neuron

pada *hidden layer* didasarkan pada nilai ketepatan klasifikasi yang terbesar.

4.9 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik pada penelitian ini menggunakan data *testing*. Dilakukan percobaan sebanyak 10 kali untuk masing-masing komposisi $n(y=1)$ yang berbeda. Untuk setiap komposisi $n(y=1)$ diambil secara random sebanyak jumlah data *testing*. Pada penelitian ini dilakukan sebanyak dua komposisi untuk $[n(y=1)]=6$ dan $[n(y=1)]=8$. Didapatkan hasil ketepatan klasifikasi sebagai berikut:

Tabel 4.17 Ketepatan Klasifikasi Untuk Masing-masing Komposisi $n(y=1)$ yang berbeda

No	$[n(y=1)]=6$		$[n(y=1)]=8$	
	Regresi logistik biner	RBFN	Regresi logistik biner	RBFN
1	97,9	98,8	99,6	98,8
2	99,1	98,8	100	99,2
3	100	99,2	100	98,3
4	99,6	98,8	99,6	97,9
5	99,2	99,2	99,6	98,8
6	99,6	99,6	99,6	98,3
7	99,2	97,9	99,6	98,8
8	99,6	98,8	100	98,3
9	100	99,6	100	98,8
10	99,6	99,6	99,6	97,9
Rata-rata	99,38	99,03	99,76	98,51

Berdasarkan Tabel 4.17 didapatkan rata-rata ketepatan klasifikasi dengan menggunakan metode regresi logistik biner adalah sebesar 99,38% untuk data dengan jumlah kredit macet 6 dan 99,76% untuk data dengan jumlah kredit macet 8. Rata-rata ketepatan klasifikasi untuk metode *Radial Basis*

Function Network adalah sebesar 99,03% untuk data dengan jumlah kredit macet 6 dan 98,51% untuk data dengan komposisi jumlah kredit macet 8. Pada data dengan jumlah kredit macet 6 didapatkan hasil metode regresi logistik biner lebih baik dibandingkan dengan metode *radial basis function network* sebanyak 6 kali, tidak lebih baik 1 kali dan memiliki nilai yang sama sebanyak 3 kali. Pada data dengan jumlah kredit macet 8 didapatkan metode regresi logistik biner lebih baik sebanyak 10 kali dibandingkan dengan *radial basis function network*.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan Analisis dan pembahasan pada bab 4, maka dari penelitian ini didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Berdasarkan analisis deskriptif untuk variabel kategorik didapatkan hasil bahwa proporsi kredit macet untuk variabel nama cabang terbanyak adalah cabang Kediri. Pada variabel produk, proporsi kredit macet terbanyak adalah produk investasi. Untuk peruntukan kredit, proporsi terbanyak kredit macet adalah BCM. Sedangkan pada variabel sektor proporsi kredit macet terbanyak yaitu berasal dari sektor pertanian & perburuan. Untuk variabel kategorik yang terakhir yaitu tipe perusahaan, proporsi kredit macet terbanyak berasal dari tipe perusahaan berbentuk grup usaha. Untuk variabel numerik didapatkan kesimpulan bahwa variabel tunggakan dan jangka waktu diduga berpengaruh signifikan terhadap jenis kredit berdasarkan Uji Mean Dua Sampel Independen.
2. Pada model Regresi Logistik Biner secara individu, variabel prediktor yang signifikan terhadap jenis kredit adalah tunggakan, sektor dan tipe perusahaan. Sedangkan pada model Regresi Logistik Biner secara serentak, variabel yang masuk ke dalam model adalah nama cabang dan tunggakan.
3. Berdasarkan pembahasan pada bab 4 didapatkan rata-rata ketepatan klasifikasi dengan menggunakan metode regresi logistik biner adalah sebesar 99,38% untuk data dengan jumlah kredit macet 6 dan 99,76% untuk data dengan jumlah kredit macet 8. Rata-rata ketepatan klasifikasi untuk metode *Radial Basis Function Network* adalah sebesar 99,03% untuk data dengan jumlah kredit macet 6 dan 98,51% untuk data dengan komposisi jumlah kredit macet 8. Pada data dengan jumlah kredit macet 6 didapatkan hasil metode regresi logistik biner lebih baik dibandingkan dengan metode *radial basis*

function network sebanyak 6 kali, tidak lebih baik 1 kali dan memiliki nilai yang sama sebanyak 3 kali. Pada data dengan jumlah kredit macet 8 didapatkan metode regresi logistik biner lebih baik sebanyak 10 kali dibandingkan dengan *radial basis function network*.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan untuk keberlanjutan penelitian selanjutnya, saran yang diberikan adalah perlu memperhatikan aspek dari keseimbangan data. Karena pada penelitian ini jumlah kredit macet dan kredit lancar di Bank X Cabang Kediri tidak seimbang, dimana jumlah kredit macet jauh lebih sedikit daripada jumlah kredit lancar, minimal jumlah kredit macet 10% dari jumlah data keseluruhan. Selain itu perlu dicoba metode *credit scoring* yang lainnya.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Variabel Respon dan Variabel Prediktor Yang Digunakan Dalam Penelitian

No	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁
1	0	1	2	0	500	0	12	3	3	3.33	0	0
2	0	1	2	0	400	0	12	3	3	3.33	0	0
3	0	0	0	1	20000	0	11	0.83	1	1.92	0	0
4	0	2	1	2	1256	0	7.41	3	3	5.08	0	0
5	0	0	2	0	1000	0	12	3	3	6.08	0	0
6	0	2	1	1	500	0	12.5	3	3	6.08	2	0
7	0	1	2	0	625	0	12	3	3	5.08	0	0
8	0	2	1	2	1500	0	4	2	2	4	2	1
9	0	1	1	2	60	0	7.7	3	3	7.08	0	0
10	0	0	1	2	950	0	7.71	4	4	6.08	0	0
11	0	0	1	2	270	0	7.8	2	2	6.08	0	0
12	0	2	1	1	150	0	14.75	2	2	8.25	0	0
13	0	1	1	2	25	0	8.02	5	5	7.08	0	0
14	0	1	0	1	1900	0	13.25	1	9	10.17	0	0
15	0	1	2	0	500	0	12	3	3	3.33	0	0
16	0	2	0	1	500	0	14	1	2	3.08	0	0
17	0	0	1	2	75	0	8.01	4	4	6.08	0	0
18	0	0	0	1	200	0	12	1	10	11.17	0	0
19	0	0	2	0	1000	0	12	3	3	3.33	0	0
20	0	0	2	0	225	0	13	3	3	3.33	0	0
21	0	0	1	2	380	0	9.44	5	5	7.08	0	0
22	0	1	0	1	1500	0	12.25	1	6	6.83	0	0
23	0	0	0	1	2500	0	11	1	4	6.08	0	0
24	0	0	1	2	285	0	7.84	3	3	7.08	0	0
25	0	1	0	1	1000	0	12.25	1	4	5.08	0	0
26	0	0	0	1	3000	0	11	1	6	6.58	0	0
27	0	1	2	0	100	0	13	3	3	3.33	0	0
28	0	1	0	1	500	0	13	1	2	3	0	0
29	0	1	0	1	700	0	12.75	1	1	2	0	0
30	0	0	0	1	200	0	13.75	1	1	4.08	0	0
31	0	2	1	1	73	0	14.75	1.25	1	6.08	0	0
32	0	1	0	1	1000	0	12.75	1	8	9.17	2	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
798	0	0	2	0	100	0	13	3	3	3.33	0	0
799	0	1	1	2	300	0	9.44	5	5	7.08	0	0
800	0	0	1	2	519	0	8.48	5	5	7.08	0	0
801	0	1	0	1	400	0	14.25	1	10	11.17	0	0
802	0	1	1	2	158	0	7.41	3	3	7.08	0	0

Lampiran 2. Deskriptif Statistik**a. Deskriptif statistik untuk variabel numerik**

Group Statistics					
	Jenis Kredit	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Maksimum Kredit (juta)	kredit lancar	784	1015.53	1807.179	64.542
	kredit macet	18	879.30	795.697	187.548
Tunggakan (juta)	kredit lancar	784	.14	1.470	.052
	kredit macet	18	373.89	832.915	196.320
Suku Bunga (%)	kredit lancar	784	11.1568	2.41688	.08632
	kredit macet	18	11.0567	3.15579	.74383
Jangka Waktu (Tahun)	kredit lancar	784	2.7082	1.55044	.05537
	kredit macet	18	3.3889	2.00408	.47237
Lama Kredit (Tahun)	kredit lancar	784	3.68	2.082	.074
	kredit macet	18	4.11	1.667	.393
Lama Usaha (Tahun)	kredit lancar	784	5.4731	2.30908	.08247
	kredit macet	18	5.9213	1.99744	.47080

Lampiran 2. Deskriptif Statistik (lanjutan)

b. Hasil Uji Mean Dua Sampel Independen

Test Statistics^a

		Levene's Test for Equality of Variances		T Test for Equality of Variances		
		F	Sig.	t	df	Sig. (2- tailed)
Maksimum Kredit (juta)	Equal variances assumed	.416	.519	.319	800	.750
	Equal variances not assumed			.687	21.259	.500
Tunggakan (juta)	Equal variances assumed	515.914	.000	-12.912	800	.000
	Equal variances not assumed			-1.904	17.000	.074
Suku Bunga (%)	Equal variances assumed	3.454	.063	.172	800	.863
	Equal variances not assumed			.134	17.461	.895
Jangka Waktu (Tahun)	Equal variances assumed	5.522	.019	-1.829	800	.068
	Equal variances not assumed			-1.431	17.470	.170
Lama Kredit (Tahun)	Equal variances assumed	.033	.857	-.860	800	.390
	Equal variances not assumed			-1.063	18.239	.302
Lama Usaha (Tahun)	Equal variances assumed	.345	.557	-.816	800	.415
	Equal variances not assumed			-.938	18.059	.361

Lampiran 3. Output Regresi Logistik Biner Pada Data *Training*

a. Model Regresi Logistik Secara Individu

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
X1			4.973	2	.083	
Step 1 ^a X1(1)	-1.462	.658	4.937	1	.026	.232
X1(2)	-.446	.664	.451	1	.502	.640
Constant	-2.944	.309	90.599	1	.000	.053

a. Variable(s) entered on step 1: X1.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
X2			.814	2	.666	
Step 1 ^a X2(1)	-.326	.566	.331	1	.565	.722
X2(2)	-.554	.636	.758	1	.384	.575
Constant	-3.196	.386	68.678	1	.000	.041

a. Variable(s) entered on step 1: X2.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
X3			.767	2	.682	
Step 1 ^a X3(1)	.596	.685	.756	1	.385	1.815
X3(2)	.485	.716	.459	1	.498	1.624
Constant	-3.892	.583	44.530	1	.000	.020

a. Variable(s) entered on step 1: X3.

Lampiran 3. (lanjutan)**Variables in the Equation**

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X4	.000	.000	.261	1	.609	1.000
Constant	-3.521	.274	164.905	1	.000	.030

a. Variable(s) entered on step 1: X4.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X5	.255	.051	24.526	1	.000	1.290
Constant	-5.675	.717	62.611	1	.000	.003

a. Variable(s) entered on step 1: X5.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X6	-.060	.102	.340	1	.560	.942
Constant	-2.806	1.143	6.025	1	.014	.060

a. Variable(s) entered on step 1: X6.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X7	.025	.125	.040	1	.842	1.025
Constant	-3.556	.522	46.391	1	.000	.029

a. Variable(s) entered on step 1: X7.

Lampiran 3. (lanjutan)**Variables in the Equation**

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X8	.025	.125	.040	1	.842	1.025
Constant	-3.556	.522	46.391	1	.000	.029

a. Variable(s) entered on step 1: X8.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X9	.037	.110	.115	1	.734	1.038
Constant	-3.670	.659	31.008	1	.000	.025

a. Variable(s) entered on step 1: X9.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X10			4.860	2	.088	
X10(1)	1.364	.677	4.065	1	.044	3.912
X10(2)	.859	.667	1.659	1	.198	2.362
Constant	-3.731	.305	149.553	1	.000	.024

a. Variable(s) entered on step 1: X10.

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a X11(1)	1.227	.593	4.289	1	.038	3.412
Constant	-3.648	.281	168.578	1	.000	.026

a. Variable(s) entered on step 1: X11.

Lampiran 3. (lanjutan)

b. Model Regresi Logistik Secara Serentak (*Forward Stepwise: Wald*)

Variables in the Equation ^c						
		B	S.E.	Wald	df	Sig.
Step 1 ^a	X5	.255	.051	24.526	1	.000
	Constant	-5.675	.717	62.611	1	.000
	X1			.001	2	1.000
	X1(1)	-30.944	1080.422	.001	1	.977
Step 2 ^b	X1(2)	-32.437	2728.704	.000	1	.991
	X5	1.054	.553	3.631	1	.057
	Constant	-5.427	1.025	28.014	1	.000

a. Variable(s) entered on step 1: X5.

b. Variable(s) entered on step 2: X1.

c. Stepwise procedure stopped because removing the least significant variable result in a previously fitted model.

c. Tabel Klasifikasi Untuk Data Training

Classification Table ^a					
Observed		Predicted			
		jenis kredit		Percentage Correct	
		kredit lancar	kredit macet		
Step 1	jenis kredit	kredit lancar	544	0	100.0
		kredit macet	3	14	82.4
	Overall Percentage				99.5
Step 2	jenis kredit	kredit lancar	544	0	100.0
		kredit macet	1	16	94.1
	Overall Percentage				99.8

a. The cut value is .500

Lampiran 4. Output *Radial Basis Function Network* Pada Data Training

Case Processing Summary			
		N	Percent
Sample	Training	561	100.0%
Valid		561	100.0%
Excluded		0	
Total		561	

Network Information			
Input Layer	Factors	1	Nama cabang
	Covariates	1	tunggakan
	Number of Units		4
Hidden Layer	Rescaling Method for Covariates		Standardized
	Number of Units ^a		9
	Activation Function		Exponential
Output Layer	Dependent Variables	1	jenis kredit
	Number of Units		2
	Activation Function		Identity
	Error Function		Sum of Squares
a. Excluding the intercept unit			

Lampiran 4. (lanjutan)**Model Summary**

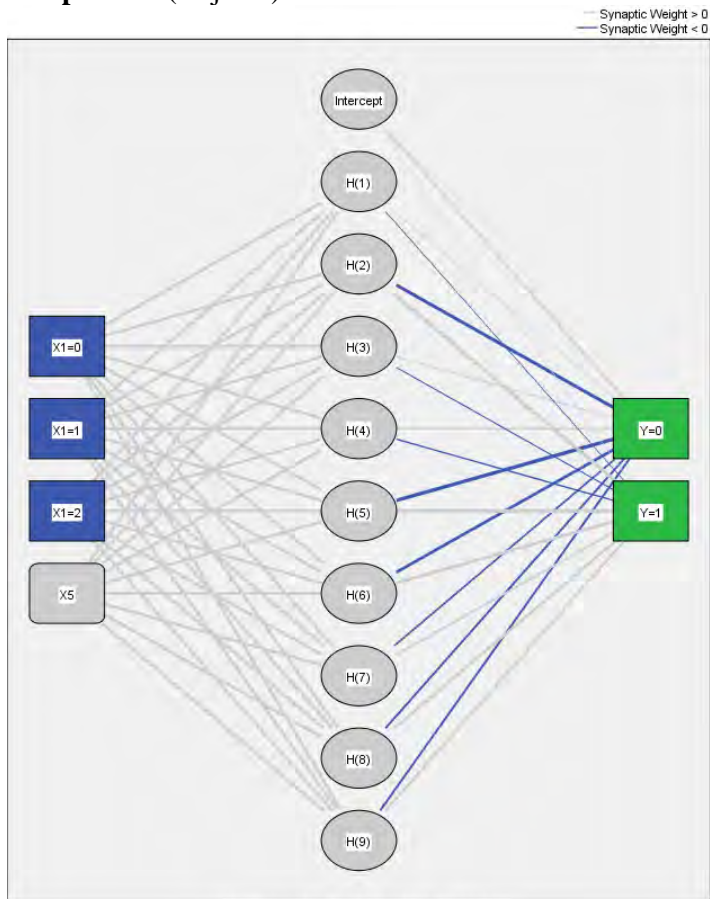
	Sum of Squares Error	1.867
Training	Percent Incorrect Predictions	0.4%
	Training Time	0:00:00.00

Dependent Variable: jenis kredit

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 4. (lanjutan)

Hidden layer activation function: Exponential

Output layer activation function: Identity

Lampiran 5. Output *Radial Basis Function Network* Dengan Variabel Prediktor Tunggalan (X_5)

Case Processing Summary

	N	Percent
Sample Training	561	100.0%
Valid	561	100.0%
Excluded	0	
Total	561	

Network Information

Input Layer	Covariates	1	tunggakan	
	Number of Units			1
Hidden Layer	Rescaling Method for Covariates		Standardized	
	Number of Units ^a			2
	Activation Function		Exponential	
Output Layer	Dependent Variables	1	jenis kredit	
	Number of Unit			2
	Activation Function		Identity	
	Error Function		Sum of Squares	

a. Excluding the intercept unit

Parameter Estimates

Predictor		Predicted			
		Hidden Layer ^a		Output Layer	
		H(1)	H(2)	[Y=0]	[Y=1]
Input Layer	X5	-.091	2.918		
Hidden Unit Width		.008	5.314		
Hidden Layer	(Intercept)			-.073	1.073
	H(1)			.696	-.696
	H(2)			.444	-.444

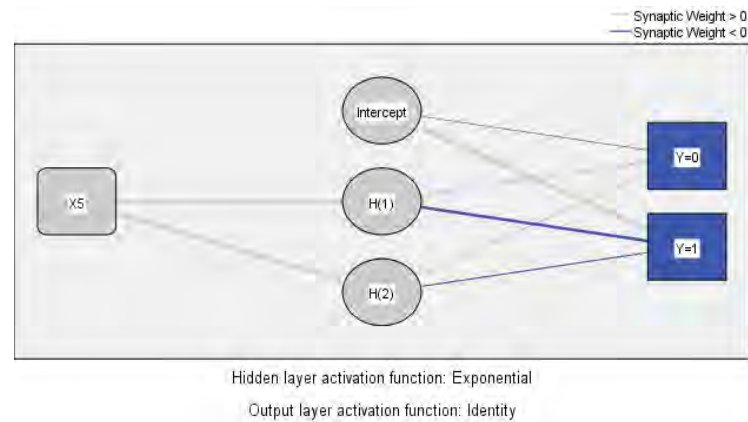
a. Displays the center vector for each hidden unit.

Lampiran 5. (lanjutan)

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	539	5	99.1%
	kredit macet	1	16	94.1%
	Overall Percent	96.3%	3.7%	98.9%

Dependent Variable: jenis kredit



Lampiran 6. Pemilihan Model Terbaik

- a. Ketepatan Klasifikasi Menggunakan Metode *Radial Basis Function Network* Untuk $[n(y=1)] = 6$.

Data 1

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	3	3	50.0%
	Overall Percent	98.8%	1.2%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 2

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	3	3	50.0%
	Overall Percent	98.8%	1.2%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)**Data 3****Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	2	4	66.7%
	Overall Percent	98.3%	1.7%	99.2%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 4**Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	3	3	50.0%
	Overall Percent	98.8%	1.2%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)**Data 5****Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	2	4	66.7%
	Overall Percent	98.3%	1.7%	99.2%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 6**Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	1	5	83.3%
	Overall Percent	97.9%	2.1%	99.6%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)**Data 7****Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	5	1	16.7%
	Overall Percent	99.6%	0.4%	97.9%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 8**Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	3	3	50.0%
	Overall Percent	98.8%	1.2%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)

Data 9

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	1	5	83.3%
	Overall Percent	97.9%	2.1%	99.6%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 10

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	235	0	100.0%
	kredit macet	1	5	83.3%
	Overall Percent	97.9%	2.1%	99.6%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)

b. Ketepatan Klasifikasi Menggunakan Metode *Radial Basis Function Network* Untuk $[n(y=1)] = 8$.

Data 1

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	3	5	62.5%
	Overall Percent	97.9%	2.1%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 2

Classification

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	2	6	75.0%
	Overall Percent	97.5%	2.5%	99.2%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)**Data 3****Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	4	4	50.0%
	Overall Percent	98.3%	1.7%	98.3%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 4**Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	5	3	37.5%
	Overall Percent	98.8%	1.2%	97.9%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)**Data 5****Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	3	5	62.5%
	Overall Percent	97.9%	2.1%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 6**Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	4	4	50.0%
	Overall Percent	98.3%	1.7%	98.3%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)**Data 7****Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	3	5	62.5%
	Overall Percent	97.9%	2.1%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 8**Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	4	4	50.0%
	Overall Percent	98.3%	1.7%	98.3%

Dependent Variable: jenis kredit

Lampiran 6. (lanjutan)**Data 9****Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	3	5	62.5%
	Overall Percent	97.9%	2.1%	98.8%

Dependent Variable: jenis kredit

Data 10**Classification**

Sample	Observed	Predicted		
		kredit lancar	kredit macet	Percent Correct
Training	kredit lancar	544	0	100.0%
	kredit macet	2	15	88.2%
	Overall Percent	97.3%	2.7%	99.6%
Testing	kredit lancar	233	0	100.0%
	kredit macet	5	3	37.5%
	Overall Percent	98.8%	1.2%	97.9%

Dependent Variable: jenis kredit

BIODATA PENULIS



Penulis, yang lebih dikenal dengan panggilan Rosi, yang memiliki nama Lengkap Sistya Rosi Diaprina ini, berasal dari kota Madiun. Penulis lahir di Kuningan, pada tanggal 15 Mei tahun 1992. Penulis adalah anak pertama dari tiga bersaudara dengan Ayah bernama Agus Siswo Oetomo dan Ibu bernama Rumsetiahati. Jenjang pendidikan yang telah ditempuh oleh penulis adalah TK EFRATA (1995-1998), SDN Bligo Sidoarjo (1998-2004). SMPN 3 Sidoarjo (2004-2007), SMAN 1 Madiun (2007-2010). Setelah lulus SMA penulis mendaftar ke Jurusan Statistika ITS dengan jalur SNMPTN dan tercatat sebagai mahasiswa Statistika FMIPA ITS angkatan 2010 dengan NRP 1310100104 serta menjadi bagian dari keluarga Sigma 21. Penulis pernah aktif di berbagai kegiatan kemahasiswaan diantaranya sebagai staff Kesma BEM ITS dan sebagai Reporter Divisi PERS HIMASTA-ITS. Selain itu penulis juga aktif di Unit kegiatan Mahasiswa dan Organisasi Mahasiswa Ekstra Kampus yaitu sebagai anggota FORMAD (Forum Mahasiswa Madiun) 2010, Bendahara Teater Tiayang Alit ITS 2010-2011, Manager Tiayang Alit ITS 2011-2012 dan Aktif Kegiatan di Pertamina Foundation sebagai penerima beasiswa Sobat Bumi 2013-2014. Tahun 2013 penulis pernah menjadi peserta PIMNAS 26 di Mataram. Tahun 2014 di semester akhir penulis masih aktif dalam ajang PKM. Penulis memiliki motto hidup “Sukses adalah hak setiap orang, berjuanglah dan jangan mudah putus asa karena banyak jalan menuju Roma” Segala kritik dan saran membangun selalu diharapkan oleh penulis. Penulis dapat dihubungi melalui email sistyarosidiaprina@gmail.com.